УДК 621.865.8

О.В. Даринцев, А.Б. Мигранов
Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Институт механики им. Р.Р. Мавлютова Уфимского научного центра
Российской академии наук
Россия, г.Уфа, проспект Октября, 71

Различные подходы управления движением мобильных роботов на основе технологий мягких вычислений

O.V. Darincev, A.B. Migranov
Institute of Mechanics of Ufa Branch, RAS
Russia, Ufa, Prospect Octyabrya 71

Different Approaches to Motion Control of Mobile Robots based on the Technologies of Soft Computing

О.В. Дарінцев, А.Б. Мігранов
Федеральна державна бюджетна установа науки
Інститут механіки ім. Р.Р. Мавлютова Уфімського наукового центру
Російської академії наук
Росія, м. Уфа, Проспект Жовтня, 71

Різні підходи керування рухом мобільних роботів на основі технологій м’яких обчислень

В статье рассматривается использование различных типов интеллектуальных алгоритмов на основе технологий мягких вычислений: искусственных нейронных сетей (НС), нечеткой логики (НЛ) и генетических алгоритмов (ГА) для реализации планирования и управления движением мобильных роботов. Представлены результаты моделирования и выделены ключевые особенности использования рассматриваемых подходов.
Ключевые слова: планирование, мобильный робот, мягкие вычисления, нейронная сеть, нечеткая логика, генетические алгоритмы.

The article discusses the use of different types of intelligent algorithms based on soft computing technologies, i.e. artificial neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms to implement planning and motion control of mobile robots. The simulation results and highlights the main features of the considered approaches.
Key Words: planning, mobile robot, soft computing, neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms.

У статті розглядається використання різних типів інтелектуальних алгоритмів на основі технологій м’яких обчислень: штучних нейронних мереж, нечіткої логіки і генетичних алгоритмів для реалізації планування та керування рухом мобільних роботів. Представлені результати моделювання та виділено основні особливості використання аналізованих підходів.
Ключові слова: планування, мобільний робот, м’які обчислення, нейронна мережа, нечітка логіка, генетичні алгоритми.

Введение

Одним из актуальных направлений современных исследований в робототехнике является решение проблем анализа и синтеза интегрированных систем для коллектив-

ного управления групповым взаимодействием роботов, функционирующих в условиях неопределенности. Особый интерес представляет разработка методов, позволяющих найти приемлемые решения проблемы группового управления, и методик использования интеллектуальных адаптивных алгоритмов для управления мобильными роботами в динамически изменяющихся условиях и при наличии стохастических процессов во внешней среде. Алгоритмы синтеза интеллектуальных систем управления-планирования должны строиться с учетом характерных особенностей объекта управления: многосвязности, нелинейности, многомерности и стохастичности поведения. В связи с вышесказанным, для реализации систем планирования и управления движением мобильными роботами перспективным является использование систем управления, включающих различные типы интеллектуальных алгоритмов на основе технологий мягких вычислений: искусственных нейронных сетей, нечеткой логики и эволюционных алгоритмов [1-3].

Применение известных методик для реализации мультиагентного управления (планированием) согласованным движением нескольких роботов и особенно больших коллективов не всегда реализуемо, что связано с резко возрастающей вычислительной нагрузкой на бортовые вычислительные системы при увеличении количества действующих агентов. Поэтому методы и алгоритмы планирования и управления групповыми действиями микророботов должны изначально разрабатываться с учетом необходимости их реализации в реальном времени на основе имеющихся достаточно скромных вычислительных ресурсов. Таким образом, актуальной проблемой является разработка эффективных подходов, которые предоставили бы возможность строить быстродействующие системы управления-планирования для решения широкого класса задач управления мобильными роботами, действующими в составе групп в реальных средах.

Целью данной работы является анализ современных интеллектуальных алгоритмов планирования движений мобильных роботов, выделение основных этапов решения задачи планирования на их основе и выработка рекомендаций по использованию того или иного метода в зависимости от требований, предъявляемых к быстродействию алгоритма, качеству траектории, наличию (объему) сенсорной информации.

Обзор интеллектуальных алгоритмов планирования

В настоящее время одним из перспективных подходов, который позволяет достаточно эффективно управлять сложными динамическими объектами в условиях неопределенности, дефицита ресурсов и в реальном времени, являются системы принятия решений с элементами искусственного интеллекта, в частности генетические алгоритмы.

Решение задачи планирования на основе генетических алгоритмов можно свести к следующим основным этапам [4]:

1) формирование модели внешней среды (рабочего пространства);

2) кодирование потенциальных решений (формирование хромосом);

3) генерация начальной популяции (траекторий, соединяющих точки старта и цели);

4) определение критериев выживания популяции на каждом эволюционном этапе и формирование функций соответствия;

5) нахождение оптимального решения на каждом этапе эволюции путем вычисления функции пригодности.

Формирование модели внешней среды заключается в разбиении (дискретизации) рабочей области в трехмерном пространстве по осям координат X, Y и времени t. Шаг квантования по времени кратен периоду, в котором определено движение пре-

пятствий в рабочей области, задавая таким образом максимальную глубину планирования по времени. Квантование по осям координат необходимо для фиксации состояния (положения) неподвижных объектов, определения точек, соответствующих стартовым и конечным положениям агента, а также для определения моментов изменения состояния нестационарной рабочей среды.

Наибольшее влияние на эффективность генетического алгоритма оказывает метод кодирования потенциальных решений, то есть формирование хромосом. Если в качестве индивидуумов рассматривать маршруты движения по ячейкам дискретного трехмерного рабочего пространства, то хромосома будет представлять собой последовательность узлов, образующих траекторию движения. При этом каждый i-й узел будет содержать гены, представляющие собой координаты в виде индексов (координат) x_i и y_i соответствующей ячейки, а также индекс момента времени t_i, при наступлении которого агент достигнет этой ячейки. Гены, кодирующие моменты времени и расположенные в последовательных узлах хромосомы, отличаются на единицу.

Главным требованием при выборе оптимального решения на каждом этапе эволюции является его соответствие следующему неравенству: $S_{\max i} \geq S_{\max i\text{-}1}$, где $S_{\max I}$ и $S_{\max i\text{-}1}$ – максимальные значения критериев выживания на i-м и $(i-1)$-м эволюционных этапах. В качестве функции пригодности может служить следующий функционал:

$$S = \sum_{k=1}^{5} \omega_k S_k, \ \sum_{k=1}^{5} \omega_k = 1,$$

где $\omega_k = \text{const} \in [0, 1]$ – весовые коэффициенты, S_k – нормированные значения функций соответствия, вычисляемых для проверки степени близости потенциального решения по заданному k-му критерию маршрута.

Чаще других в качестве критериев оптимальности траектории используются длина и гладкость маршрута движения, которые могут быть заданы функциями S_1 и S_2:

$$S_1 = \left(\sum_{i=0}^{N_p-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \right)^{-1} = \left(\sum_{i=0}^{N_p-1} d(x_i, x_{i+1}, y_i, y_{i+1}) \right)^{-1},$$

где расстояние $d(x_i, x_{i+1}, y_i, y_{i+1}) = 1$ при перемещении в соседнюю ячейку по горизонтали или вертикали, и $d(x_i, x_{i+1}, y_i, y_{i+1}) = \sqrt{2}$ – по диагонали;

$$S_2 = \left(\sum_{i=1}^{N_p-2} e^{\theta_i - \alpha} \right)^{-1},$$

где θ_i – угол между двумя линейными сегментами, соединяющими i-ю ячейку маршрута, α – желаемый угол курса.

К начальному или полученному множеству потенциальных решений применяются генетические операторы (скрещивание, мутация, спрямление и сглаживание), результатом работы которых является получение новых хромосом для последующего отбора среди них лучших решений для следующего поколения. Этот набор действий повторяется итеративно, пока полученное решение не будет удовлетворять заданному критерию. Такими критериями могут быть: минимальная длина маршрута, минимизация времени перемещения в заданную точку и т.д.

Другим известным подходом решения задачи управления мобильными роботами является использование нейронных сетей. Основным преимуществом использования

нейросетевого подхода в задачах планирования оптимальных маршрутов движения является параллельная обработка сигналов, которая реализуется самой архитектурой сети: объединением нейронов в слои и соединением нейронов различных слоев определенным образом.

Решение задачи планирования на основе нейронных сетей можно свести к следующим основным этапам [5]:

1) формализация задачи планирования;

2) выбор топологии сети;

3) отображение энергетических взаимодействий нейронов в сети в виде нейронной карты (поверхности);

4) расчет полной траектории в виде некоторой процедуры «восхождения» к вершине поверхности (цели).

Условия применения нейросетевого подхода определяются формализацией задачи планирования. Используем следующие обозначения: R – мобильный робот, C – заданное рабочее пространство. Некоторый внешний источник (сенсорная система) непрерывно обеспечивает систему планирования информацией X об окружающей среде. На базе полученной информации определяется конфигурация заданного пространства C и расположение препятствий. Следует отметить, что точность определения конфигурации рабочего пространства зависит от технических возможностей сенсорной системы. Информация X благодаря энергетическим взаимодействиям нейронов в сети отображается в виде нейронной карты Ψ на нейронной области F. Для создания нейронной карты необходимо реализовать волнообразное распространение энергии в сети, поэтому каждый нейрон взаимодействует только с соседними нейронами в пределах своего подмножества. Реализация предлагаемого подхода осуществлена на базе нейронной сети Хопфилда.

Выбранная топология нейронной сети определяет вид формулы для расчета расстояния между нейронами в слое (функция расстояния), так, расстояние между нейронами i и j в описываемой сети есть норма евклидового пространства $\rho(i, j)$:

$$\rho(i, j) = \sqrt{([i]-[j])^2},$$

где $[i]$ и $[j]$ – векторы состояний i-го и j-го нейронов соответственно.

Синаптическая функция выполняет взвешивание входного вектора нейронной сети. Для выполнения этой операции используется функция нормированного скалярного произведения. Данная функция выполняет скалярное произведение весовой матрицы на каждый вектор входа, деленные на сумму элементов каждого вектора:

$$Z = \frac{W \cdot P}{\sum p_i},$$

где W – матрица весов, P – вектор входа, p – элемент входного вектора.

Непосредственно значения весов и «соседство» для каждого нейрона определяет функция f. Это обычно убывающая функция:

$$f(x) = \begin{cases} \dfrac{1}{x} \;\; если \;\; 0 < x \le r \\ 0 \;\; если \;\; x = 0 \;\; или \;\; x > r \end{cases},$$

где r =1,5 – радиус нейронной области F, x – вес связи.

Исходя из ортогональной топологии сети, примем $r = 1{,}5$, тогда веса для связей прямого действия в пределах нейронной области F, а также веса собственных обратных связей нейронов будут установлены в 1, для диагональных $\sqrt{2}^{-1} \approx 0,7071$. Получившиеся веса симметричны для всех i и j в пределах подмножества C_i, то есть $x(i, j) = x(j, i)$.

Дальнейшее решение задачи планирования определяется отображением энергетических взаимодействий нейронов в сети в виде нейронной карты. Для этого координаты цели, а также информация об окружающей среде подаются на вход сети Хопфилда. Нейроны сети входят в состояние равновесия и принимают собственные значения энергии (в зависимости от функции активации). Взаимодействия нейронов построенной сети обусловлены динамикой и архитектурой самой сети, а также конфигурацией окружающего пространства и координатами цели, которая является точкой активации. Значения энергии нейронов на данной нейронной области (ландшафт активации) поступают на вход блока генератора траектории, который в свою очередь и выполняет расчет траектории.

Реализация бортовых систем управления «большими» мобильными роботами на основе генетических алгоритмов или нейронных сетей не вызывает особых технических затруднений, поскольку размеры роботов позволяют размещать на борту достаточно мощные аппаратно-программные комплексы, ресурсы которых позволяют реализовать в реальном времени сложные алгоритмы управления. В то же время на возможности бортовых вычислительных устройств микророботов накладываются более жесткие ограничения – размеры микророботов уже не позволяют размещать высокопроизводительные аппаратно-программные управляющие комплексы. В этом случае перспективным подходом может стать использование нечетких алгоритмов, которые при аппаратно-программной реализации имеют достаточно низкие показатели затрат машинного времени.

Решение задачи планирования на основе нечетких алгоритмов можно свести к следующим основным этапам [6]:

1) определить входы и выходы создаваемой системы;

2) задать для каждой из входных и выходных переменных функции принадлежности;

3) разработка нечетких правил выводов.

За входные сигналы нечёткого регулятора можно принять следующие параметры: A – свободные области рабочей зоны; b – угловое отклонение от цели. Свободные области рабочей зоны A – это матрица, формируемая на основе поступающей информации от восьми датчиков, расположенных в каждом из 8 возможных направлений движения. Элементы матрицы A могут принимать значения «0» и «1», где «0» соответствует свободной области, а «1» соответствует препятствию в рабочей зоне. Угловое отклонение от цели b – входная переменная, определяющая отклонение курса движения мобильного робота от целевого направления. Выходными сигналами нечеткого регулятора являются: V – линейная скорость мобильного робота; ω – направление движения мобильного робота.

Входным и выходным сигналам соответствуют логико-лингвистические переменные, значения которых определяется термами-множествами: отрицательное большое (NB), отрицательное среднее (NM), отрицательное малое (NS) и т.д.

На следующем этапе строится база знаний нечеткой системы, состоящая из продукционных правил и отражающая зависимость между входными и выходными тер-

мами-множествами. Для разрабатываемой нечеткой системы выбор нужного правила будет определяться угловым отклонением микроробота от цели и наличием свободных областей в рабочей зоне. Всего в базе правил определено 72 правила – по девять вложенных правил для каждого из восьми значений углового отклонения робота от цели (восьми возможных направлений движения).

В базе правил в первую очередь выполняется поиск по переменной «цель», что позволяет эффективнее использовать вычислительные ресурсы бортовой микроЭВМ. Аналогично строятся базы нечетких правил управления для других возможных ситуаций расположения цели относительно робота (цель перед роботом и слева, цель перед роботом и справа, цель слева, цель справа и т.д.).

Наиболее важной отличительной чертой алгоритмов планирования на основе нечеткой логики являются умеренные затраты машинного времени и оперативной памяти микроЭВМ. Вычислительные затраты также практически не зависят от размерности матрицы конфигурации рабочей зоны, а оптимизация используемого объема памяти микроЭВМ для больших размерностей рабочей области может быть достигнута отображением в матрице локальной зоны робота.

Результаты моделирования

Некоторые из результатов моделирования планирования перемещений одного робота в произвольной окружающей обстановке представлены на рис. 1. Рабочее пространство размерностью 10×10 представляет собой область со статическими препятствиями. Заданы исходное (Р1) и целевое (Ц1) положения робота.

Как видно из рис. 1, нахождение траектории с наименьшим числом шагов робота в дискретной модели окружающей обстановки (рис. 1а) обеспечивает использование нейросетевого подхода (рис. 1б), в котором в качестве критерия оптимальности используется длина траектории. В этом случае нейронная сеть формирует некоторую процедуру «восхождения» к вершине поверхности (цели). Направление на каждом расчетном шаге определяется максимальным градиентом по направлению от текущего нейрона i до соседнего нейрона j. Процесс повторяется для j-го нейрона и так далее вплоть до того, пока не будет найден целевой нейрон и построена конечная траектория.

Генетический подход также позволяет найти оптимальный по длине путь, при этом несколько большее число шагов (рис. 1в) связано с использованием в ГА операции сглаживания для улучшения структуры хромосомы с точки зрения обеспечения гладкости траектории. Использование операции сглаживания позволяет избежать колесному роботу резких поворотов при движении.

При использовании нечеткого подхода к планированию предполагается наличие сенсорной информации только в ближней окрестности робота. Естественно, что в этом случае использовать в качестве критерия оптимальности длину траектории для полной модели окружающей обстановки уже не представляется возможным (рис. 1г). С тем чтобы в какой-то мере компенсировать это, комплекс правил в базе знаний генерирует управление роботом так, чтобы его угловое отклонение от цели было минимальным и большую часть времени робот двигался прямолинейно к цели. Поэтому при составлении базы правил было принято два условия: если угловое отклонение от цели больше нуля, то робот останавливается и изменяет свою ориентацию так, чтобы двигаться прямолинейно к цели; если угловое отклонение от цели равно нулю, то робот развивает максимальную возможную скорость и прямолинейно движется к цели.

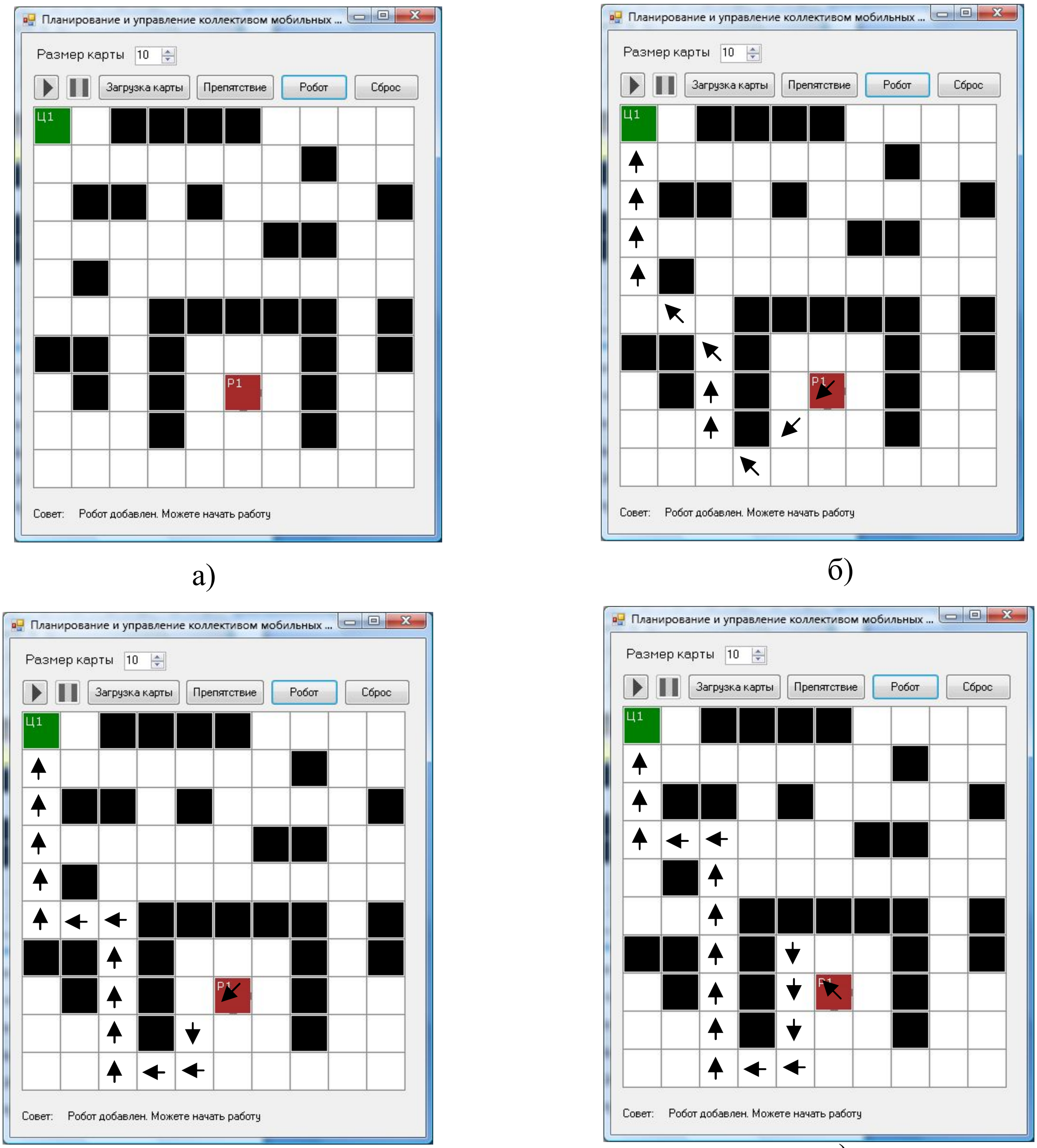


Рисунок 1 – Модель окружающей обстановки робота (а) и траектории движения, найденные НС (б), ГА (в) и НЛ (г)

Общей чертой рассмотренных алгоритмов является необходимость дискретизации, т.е. разбиения рабочей области на конечное число ячеек. Как правило, это квадраты, длина сторон ΔS которых выбирается из условия обеспечения алгоритмом бесконфликтного движения – исключения столкновений роботов между собой, столкновений со стационарными препятствиями, а также выход за пределы рабочего пространства. Величину шага дискретизации ΔS можно выбрать из следующего соотношения:

$$\Delta S = \eta \cdot L_{\min},$$

где $L_{\min}$ – минимальный из габаритных размеров робота, функционирующего в пределах рабочей области, или препятствий, расположенных в зоне движения роботов; η – эмпирический коэффициент шага дискретизации, характеризующий достижимую безопасность движения в заданной среде. Как показали результаты моделирования, при выборе величины коэффициента η в диапазоне 1,1÷1,5 обеспечивается бесконф-

ликтное движение и эффективная работа рассмотренных интеллектуальных алгоритмов.

Выбор шага дискретизации по предлагаемой выше формуле позволяет получить поисковое пространство наименьшего размера, при котором возможна реализация бесконфликтного движения мобильных роботов, а значит, достигается эффективность работы алгоритма. Относительно невысокая точность решения задачи при таком подходе будет соответствовать грубой подсистеме генерации движений, которая при необходимости может компенсироваться уже прецизионной подсистемой управления.

Как показали результаты моделирования, для решения проблемы массового применения мобильных роботов в составе больших групп (микророботов), насчитывающих сто и более технических устройств, наиболее перспективным является использование методов планирования на основе нечеткой логики (проводилось исследование работоспособности алгоритмов при количестве роботов в группе до 1000). Сложность построения бортовой системы управления «отдельными» микророботами больших групп на основе генетических алгоритмов или нейронных сетей компенсируется необходимостью их бортовых систем реального времени на основе ограниченных по мощности вычислительных ресурсов. Поэтому, с учетом затрат машинного времени, в ходе экспериментов был определен оптимальный размер группы для данных подходов: 50 и 10 роботов в группе соответственно.

Выводы

В заключение отметим общие рекомендации по использованию рассмотренных интеллектуальных подходов. Из основных характеристик, обеспечивающих преимущества использования генетических алгоритмов в задачах планирования оптимальных маршрутов движения, можно выделить параллельность процесса поиска, вовлечение в соответствующую процедуру сразу большего числа потенциальных решений и больший полный охват пространства поиска. В отличие от методов оптимизации на основе нейронной сети в генетических алгоритмах не предъявляются особые требования к целевой функции, не требуется информация о её градиенте, нет ограничений по сложности. Генетические алгоритмы способны обеспечить нахождение близкого к оптимальному маршрута даже при попадании в области локальных экстремумов функций пригодности.

Важной особенностью методов планирования на основе нейронной сети является возможность аппаратной поддержки централизованной системы управления на базе стационарных вычислительных комплексов с использованием нейроускорителей, а также разработка распределенных децентрализованных систем с учетом аппаратной специфики бортовых комплексов. Поскольку нейронные сети обладают способностью быстро адаптироваться к изменениям, то становится возможным их использование в нестационарных средах с динамическими препятствиями с организацией пере- или дообучения в реальном времени.

Основной характеристикой, обеспечивающей преимущества использования нечетких алгоритмов в задачах планирования, является их низкая требовательность к аппаратным ресурсам в сочетании с высокой скоростью отклика, как у классических регуляторов. К преимуществу нечеткого управления следует также отнести наличие библиотек с готовыми макетами для реализации на контроллерах.

Благодарность

Авторы выражают признательность за финансовую поддержку проводимых исследований ОЭММПУ РАН (Программа № 1 фундаментальных исследований) и РФФИ (гранта 11-08-97016-р_поволжье_а).

Литература

1. Ziemke T. Adaptive behavior in autonomous agents / T. Ziemke // Presence. – 2003. – № 7(6). – P. 564-587.
2. Glasius R. Neural Network Dynamics for Path Planning and Obstacle Avoidance / R. Glasius, A. Komoda and S. Gielen // Neural Networks. – 1995. – V. 8, № 1. – P. 125-133.
3. Kickert W.Y.M. Fuzzy theories on decision-making / Kickert W.Y.M. – Martinus Nijhoff Social Sciences Division, Netherlands, 1978. – 182 p.
4. Даринцев О.В. Система планирования движения группы мобильных микророботов на основе генетических алгоритмов / О.В. Даринцев, А.Б. Мигранов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2007. – № 3. – С. 163-173.
5. Даринцев О.В. Использование нейронной карты для планирования траектории мобильного робота / О.В. Даринцев, А.Б. Мигранов // Искусственный интеллект. – 2009. – № 3. – С. 300-307.
6. Даринцев О.В. Планирование траекторий движения микроробота на базе нечетких правил / О.В. Даринцев, А.Б. Мигранов // Искусственный интеллект. Интеллектуальные системы (ИИ-2011) : материалы Межд. науч.-техн. конфер. – Донецк : ИПИИ «Наука і освіта», 2011. – С. 228-232.

Literatura

1. Ziemke T. Presence. 2003. 7(6). P. 564-587.
2. Glasius R. Neural Networks. 1995. 8, 1. P. 125-133.
3. Kickert W.Y.M. Fuzzy theories on decision-making. Martinus Nijhoff Social Sciences Division. Netherlands. 1978. 182p.
4. Darincev O.V. Izvestija RAN. Teorija i sistemy upravlenija. 2007. №3. S. 163-173.
5. Darincev O.V. Iskusstvennyj intellect. №3. 2009 IPShI MON i NAN Ukrainy “Nauka i Osvita”. S.300-307.
6. Darincev O.V. Iskusstvennyj intellekt. Intellektual’nye sistemy (II-2011): materialy Mezhd. nauch.-tehn. konfer. Doneck: IPShI “Nauka i Osvita”. 2011. S. 228-232.

RESUME

O.V. Darincev, A.B. Migranov

Different Approaches to Motion Control of Mobile Robots based on the Technologies of Soft Computing

The article discusses the use of different types of intelligent algorithms based on soft computing technologies, i.e. artificial neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms for the implementation of planning and motion control of mobile robots. The simulation results make accent to the main features of the considered approaches. The purpose of this paper is an overview of motion planning system for mobile robots, which is based on the modern intelligent algorithms. Also, highlights the main features of the planning system and recommendations for uses of methods according to the requirements for the speed of the algorithm, the quality of the trajectory, the availability of sensory information are given in the article.

As shown by simulation results, in a case when the planning system are used according to biggest group of mobile robots (hundred and more of technical devices) the most promising is the use of methods of planning based on fuzzy logic (good result was given for the number of robots in the group - up to 1000). The complexity of the construction of on-board control system for microrobots as agents of large groups when system is based on genetic algorithms and neural networks is determined by the need to implement them in real time mode with the limited capacity of computational resources. Therefore, taking into account the restricted ability of on-board control computer the optimal group size is limited and good results for these approaches are achieved when group consists 50 and 10 robots, respectively.

Статья поступила в редакцию 01.06.2012.